

О.Ю. АКСЕНОВ

НТЦ «Модуль», г.Москва

e-mail: aks@module.ru

ОБУЧАЕМЫЙ КЛАССИФИКАТОР МНОГОЗОНАЛЬНЫХ АЭРОФОТОСНИМКОВ

Аннотация

Рассматривается применение обучаемого нейросетевого классификатора для распознавания объектов на многозональных аэрофотоснимках. Выделение заданных объектов основано на классификации отдельных пикселей изображения. Предложены способы формирования «указаний учителя» и выборки, используемых для обучения и распознавания. Работоспособность указанного подхода проиллюстрирована на примере задачи выделения трубопровода на четырехзональном аэрофотоснимке. При этом качестве распознающего элемента использовался многослойный перцептрон, обучение которого производилось методом обратного распространения ошибки.

В настоящее время большое распространение получило дистанционное зондирование, в том числе поверхности Земли. Современные технические средства позволяют оперативно получать изображения как в одном, так и в нескольких спектральных диапазонах. В этих условиях весьма актуальной является задача автоматического анализа получаемой информации. Ниже эта задача рассматривается как реализация классификатора для выделения заданных объектов на многозональных аэрофотоснимках.

В данной постановке задача автоматического анализа получаемой информации сводится к обнаружению объектов, присутствующих на изображениях, и их классификации. Предполагается, что пространственная привязка изображений уже осуществлена.

При подобной постановке к задаче автоматического обнаружения объектов возможны различные подходы. Один из них предполагает поэтапное решение: обнаружение объектов, а затем их распознавание (классификация). Обнаружение тут подразумевает определение границ объектов. Последующая классификация проводится для уже локализованных на изображении объектов и призвана отобрать из множества обнаруженных объектов только те, которые соответствуют заданным классам. Такой подход предполагает использование некоторого способа обнаружения (локализации) объекта – отделения его от фона.

Высокая информативность многозональных изображений позволяет при их анализе использовать иной подход. Он заключается в проведении классификации не объектов, которые надо сначала локализовать, а отдельных пикселей (групп пикселей). Результат такой классификации – маркировка пикселей по принадлежности их к объектам заданных классов. После такой разметки пикселей может быть проведена локализация объектов, например, на основании близости на изображении одинаково промаркированных пикселей. Ниже рассматривается реализация именно такого подхода.

Поскольку речь идет об обучаемом классификаторе, то целесообразно оговорить способ введения «инструкций учителя». При работе с изображениями такие инструкции удобно представлять также в виде изображений. Пусть, например, используется монохромное изображение – **Рисунок 1**.



Рисунок 1. Исходное изображение для формирования «инструкций учителя».

Представленное изображение представляет собой одно из комплекта N изображений – $I_n(x, y)$, $n = 1 \dots N$, соответствующих одному и тому же участку земной поверхности, полученных в N спектральных диапазонах. Тут под I подразумевается яркость пикселя изображения, x, y - координаты этого пикселя на изображении. В этом случае задать инструкции можно в виде $T(x, y)$, где T – класс объекта. Пример такого

способа задания инструкций отображает Рисунок 2. На этом рисунке в выносках показаны коды цветов, соответствующих выделенным оператором частям объектов. Часть изображения, не используемая для обучения, определена как «фон». Код цвета соответствует классу, приписываемому объекту при обучении системы распознавания (классификации). Фон присвоен цвет «0».

Здесь рассматривается задача поиска отдельного целевого объекта – в данном случае трубопровода, расположенного вдоль дороги в левой части изображения. На Рисунке 2 часть этого трубопровода маркирована цветом «1». Следует отметить, что рассматриваемый пример выбран так, что ни по одному из N исходных изображений, взятому по отдельности, не удастся по яркости отделить этот объект от фона.

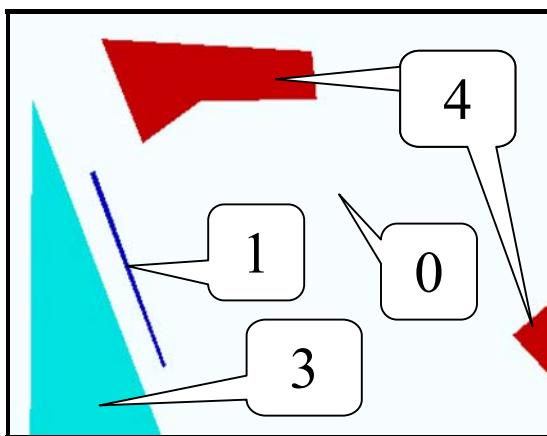


Рисунок 2. «Инструкций учителя»

Практика показывает, что при формировании инструкций полезно маркировать кроме целевого объекта (цвет «1») еще и другие объекты, которые удастся уверенно различить на изображении. В данном примере это дорога (цвет «3») и земля (цвет «4»). Остальная часть Рисунка 2 отнесена к фону (цвет «0») и не используется при обучении. Для упрощения процесса обучения полезно минимизировать используемую площадь изображения. В данном случае эта площадь представляет собой сумму площадей, маркированных цветами «1», «3», «4». При этом целесообразно использовать для обучения только те части изображений, принадлежность

которых маркируемым объектам (различным классам) не вызывает сомнений.

Следующий шаг после формирования инструкций (**Рисунок 2**) – создание с их помощью выборок данных, используемых для обучения. Исходные данные для этого шага: изображения – $I_n(x, y)$, одно из которых отображает **Рисунок 1** и инструкции – $T(x, y)$, пример которых представляет **Рисунок 2**.

Используется следующее правило формирования признаков распознавания, соответствующих каждому пикселу изображения. Если некоторый пиксел изображения соответствует не фону – $T(x, y) \neq 0$, то для него формируется выборка признаков распознавания – $\{I_n(x, y)\}$, которой в соответствии с инструкциями учителя присваивается значение класса $T(x, y)$. В простейшем случае, когда обучение и распознавание проводится по одному и тому же набору изображений, значения $\{I_n(x, y)\}$ могут использоваться без дополнительных преобразований. В общем случае, когда используются различные наборы изображений, следует или обеспечить предварительное выравнивание яркости этих наборов, или провести нормировку получаемых выборок. Один из способов нормировки заключается в том, чтобы вместо $\{I_n(x, y)\}$, при $n = 1 \dots N$, использовать $\{I_n(x, y)/I_1(x, y)\}$, при $n = 2 \dots N$.

Сформированная описанным способом выборка была использована для обучения системы распознавания. В рассматриваемом примере методом обратного распространения ошибки проводилось обучение персептрона, имеющего 4 нейрона ($N = 4$) во входном слое – по числу разномасштабных изображений в комплекте и не менее 4 в выходном – по числу выходных классов объектов, задаваемых при обучении. Полученные в ходе обучения весовые коэффициенты персептрона использовались для поведения классификации всех пикселов исходных изображений. Параметры использованного классификатора содержит Таблица 1.

Результат проведенной классификации отображает Рисунок 3. Целевой объект – трубопровод на нем маркирован светлым цветом. Для того, чтобы избавиться от дефектов выделения целевого объекта, имеющих на представленном изображении вид «дырок» цвета фона на поверхности объекта и «пятен» цвета объекта на поверхности фона проводится «очистка» полученного изображения.

Таблица 1. Параметры классификатора

Параметр	Значение
Число изображений в комплекте (N) [шт.]	4
Размер каждого из N изображений [пиксели]	1537×1225
Число выборок, использованных при обучении [шт.]	41008
Тип нейросети	многослойный персептрон
Число нейронов (по слоям нейросети) [шт.]	4-3-8-11
Способ обучения	обратное распространение ошибки
Время обучения на Р-III-800 МГц [мин.]	2

«Очистка» изображения – результата классификации в данном случае проводилась с использованием морфологической обработки изображения, которое отображает Рисунок 3. При этом обрабатываемое изображение интерпретировалось как бинарное, пиксели которого имеют только два типа – принадлежат или целевому объекту (маркированы светлым цветом на представленном изображении) или фону. Использовался структурный элемент с радиусом – R , согласованным с D – шириной целевого объекта – трубы.

В данном случае обработка проводилась в 3 этапа. На каждом из них последовательно применялись операции «Расширение» («Dilation») и «Сужение» («Erosion») с одинаковым структурным элементом. Указанные операции применялись либо к пикселям, принадлежащим целевому объекту, либо к пикселям фона. Поэтапно обработка проводилась:

- для пикселей, соответствующих целевому объекту ($R \approx D/5$);
- для пикселей, соответствующих фону ($R \approx D/2$);
- для пикселей, соответствующих целевому объекту ($R \approx D$).

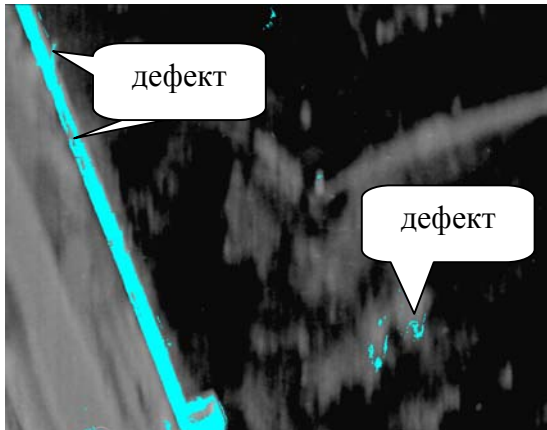


Рисунок 3. Результат классификации

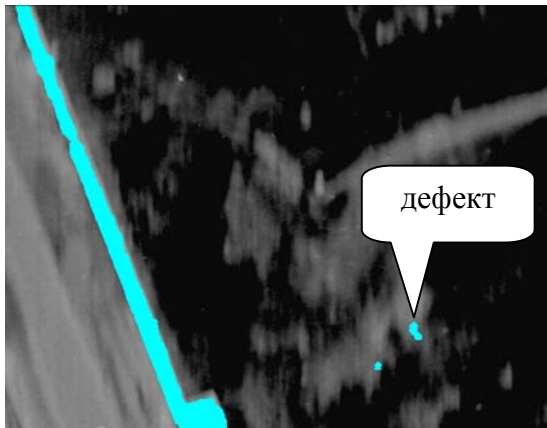


Рисунок 4. Результат классификации после «очистки»

Изображение, сформированное после его «очистки» отображает Рисунок 4. Это изображение содержит существенно меньшее число дефектов, нежели предыдущее.

Следует отметить, что в ходе всего рассмотренного процесса обработки изображений каждый пиксел рассматривался индивидуально. Выделе-

ние объекта проводилось в отсутствие а priori информация о конфигурации выделяемого объекта. Данные о предполагаемом характерном размере объекта – D использовались только в ходе «очистки» изображения.

Представляется возможным осуществление более четкой локализации целевого объекта, например, на базе анализа его конфигурации. Однако в настоящей работе эти возможности не рассматриваются, поскольку, проведенные операции практически решают задачу выделения трубопровода на изображении.

Таким образом, рассмотрена задача выделения объектов на многозональных аэрофотоснимках. В основу выделения положена классификация отдельных пикселей изображения, проводимая при помощи предварительно обученной нейросети. Предложены способы формирования «указаний учителя» и выборки, используемых для обучения и распознавания, рассмотрены возможности устранения дефектов выделения объектов. Работоспособность предложенных подходов продемонстрирована на примере задачи выделения трубопровода на четырехзональном аэрофотоснимке.